

Aspekte einer datengetriebenen, zustandsabhängigen Instandhaltung

(Teil 3) Zustandsdiagnose und -prognose

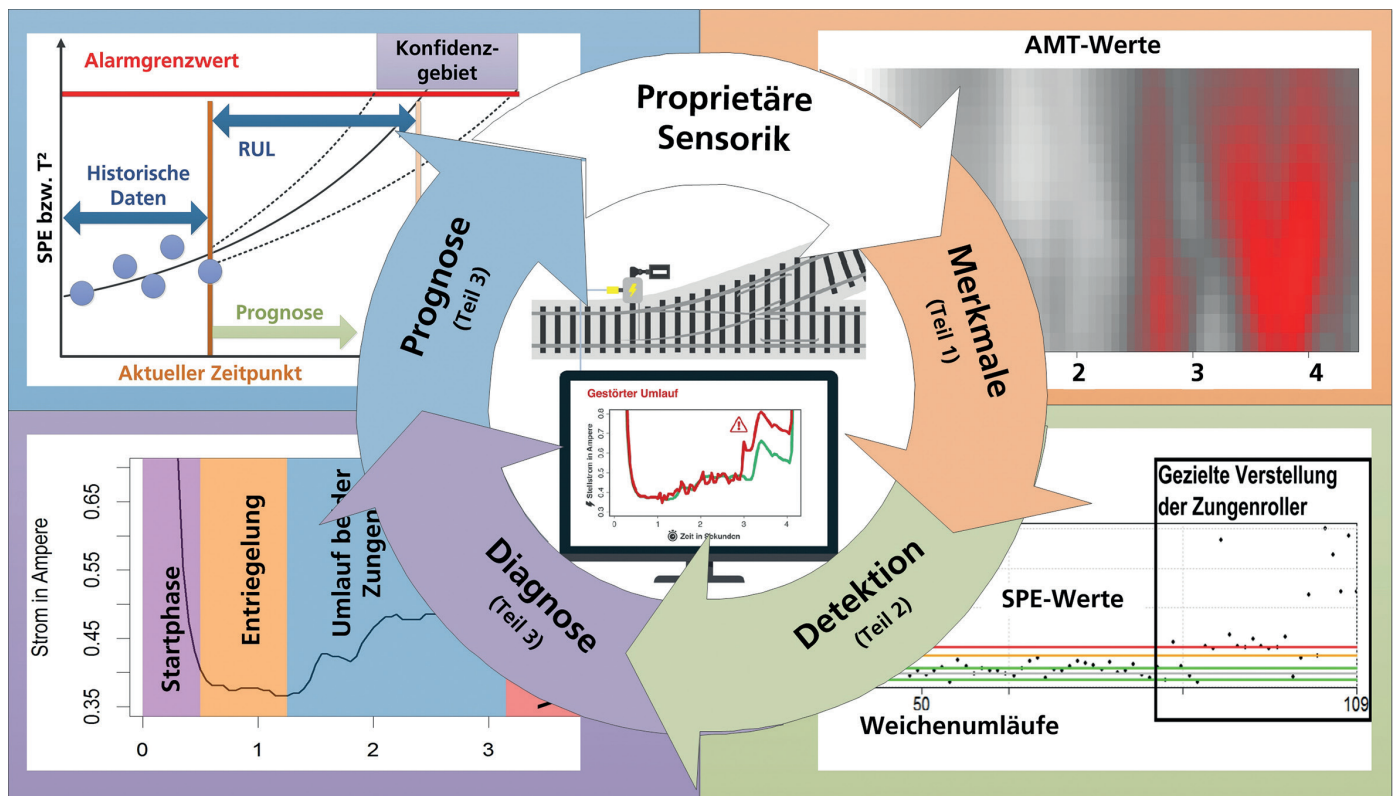


Abb. 1: Iterationszyklus der Zustandsdiagnose und -prognose

René Schenkendorf
Thomas Böhm

Motivation

Die gestiegenen und zum Teil konfliktären Anforderungen an die Eisenbahninfrastrukturbetreiber bezüglich Wirtschaftlichkeit und Verfügbarkeit haben unter anderem zu einem Umdenken im Instandhaltungsmanagement geführt. Dadurch steht die zustandsabhängige, präventive Instandhaltung mehr im Fokus europäischer Bahnen als je zuvor. Beabsichtigt ein Infrastrukturbetreiber ein weit verteiltes Netz zustandsorientiert instand zu halten, kann nur eine sensorunterstützte Überwachung den Anlagenzustand kontinuierlich erfassen. Manuelle Inspektionen wären hier hochgradig unwirtschaftlich. Gleichwohl muss die anfallende Menge an Daten ebenfalls automatisiert ausgewertet werden. Zum einen, weil sie für die manuelle Interpretation zu umfangreich ist. Zum anderen fehlen meist die Experten, die die Daten im richtigen Zu-

sammenhang mit dem Anlagenverschleiß interpretieren können. Ging es in Teil 1 „Informative Merkmalsextraktion als Basis einer zuverlässigen Zustandsdiagnose“ [1] um das prinzipielle Vorgehen bei der Umsetzung einer datengetriebenen, zustandsabhängigen Instandhaltung und in Teil 2 „Vom Merkmal zur Fehlerdetektion“ [2] um die automatische Fehlerdetektion, vollzieht der vorliegende Beitrag mit der automatischen Diagnose und Prognose die letzten Schritte des Iterationszyklus (Abb. 1). Aus den Sensordaten abgeleitete, informative Merkmale bilden hierbei erneut die Grundlage. Da bereits in den vorangegangenen beiden Teilen die vorgestellten Algorithmen anhand der Stromdaten eines Weichenantriebs illustriert wurden, dienen diese erneut, um die Theorie im praktischen Einsatz zu demonstrieren.

Abgrenzung der Begriffe Detektion, Diagnose und Prognose

Vorweg ist es wichtig, sich der unterschiedlichen Bedeutung der Begriffe bewusst zu

werden. Hier folgt der Beitrag den Definitionen der VDI Richtlinie 2651 [3]. Danach werden bei der Diagnose die Ist-Situation analysiert und anhand der Merkmale die Fehler- bzw. Störungsursachen bestimmt. Diese Ursachenermittlung ist somit der wesentliche Unterschied zur Detektion. Die Prognose ist in die Zukunft gerichtet. Bei ihr werden bevorstehende Störungen vorausgesagt bzw. die verbleibende Nutzungsdauer (engl. remaining useful life – RUL) bestimmt. Die Diagnose ermöglicht zwar eine schnellere Entstörung, weil die passenden Werkzeuge und Ersatzteile direkt zu Beginn des Instandhaltungseinsatzes feststehen. Doch erst durch eine frühzeitige Zustandsprognose lassen sich Störungen auch verhindern, weil der Instandhaltungseinsatz vor Störungseintritt geplant und ausgeführt werden kann. So müsste beispielsweise anhand der extrahierten Merkmale der Weichenmessdaten eine RUL prognostiziert werden, die es erlaubt, die passende Instandhaltungsmaßnahme in die Feinplanung aufzunehmen. Wie eine datengetriebene Dia-

gnose und Prognose erfolgen kann, wird im Folgenden erläutert.

Von der Fehlerdetektion zur Fehlerlokalisierung

In den vorhergehenden Beiträgen (Teil 1 im EI 11|2014 und Teil 2 im EI 03|2015) wurde aufgezeigt, wie anhand von Sensordaten geeignete Merkmale extrahiert werden können bzw. wie sich eine Vielzahl von informativen Merkmalen auf wenige, handhabbare Entscheidungsgrößen reduzieren lässt. Diese Kenngrößen wurden genutzt, um Auffälligkeiten (z.B. sich anbahnende Störungen) in den betrachteten Infrastrukturelementen zu ermitteln und entsprechende Alarmgrenzen automatisiert festzulegen. Im Sinne eines Unterstützungssystems für die Instandhaltung ermöglicht dieses Vorgehen ein rechtzeitiges Erkennen von potenziellen Störungen, die bestenfalls vor ihrer eigentlichen Manifestation behoben werden können – sofern die tatsächliche Fehlerursache schnell identifizierbar ist und die Instandsetzungsmaßnahmen unmittelbar (d.h. ungeplant) erfolgen können.

Verspätungsminuten und Betriebsschwerniskosten lassen sich nämlich nur dann reduzieren, wenn neben der Fehlerdetektion die darauf aufbauende Fehlerlokalisierung datengetrieben und zuverlässig erfolgt. Am Beispiel der Weiche verdeutlicht, heißt dies nichts anderes als eine Benennung der fehlerhaften Subkomponente, wie z.B. Verschluss (rechts/links), Zungenroller, Endlagenprüfer oder Weichenantrieb. Somit kann der Instandhalter vor Ort gezielt die Fehlerquelle analysieren. Mit diesem Ansatz würde in vielen Fällen das bestehende Instandhaltungsmanagement zusätzlich verbessert.

Grundsätzlich kann die gewünschte Fehlerlokalisierung auf mindestens zwei Wegen erfolgen. Bei der ersten Varian-

te werden die zu überwachenden Infrastrukturelemente mit zusätzlicher Sensorik ausgerüstet, welche den Zustand von wichtigen Subkomponenten individuell erfasst (z.B. Kraftsensor am Weichenverschluss). Dieses Vorgehen ist jedoch nicht nur durch die Neuanschaffung sehr kostenintensiv, sondern auch insbesondere im Eisenbahninfrastrukturbereich nur eingeschränkt realisierbar, da eine entsprechende Zulassung vom Eisenbahnbundesamt für jede neue Sensorik vorhanden sein muss. Bedenkt man zusätzlich, dass jeder Sensor selbst Fehlfunktionen aufweisen kann und einer Degeneration unterliegt, ist ein Verfahren, welches auf zusätzliche Sensorik verzichtet, im Rahmen der Zustandsdiagnose erstrebenswert [4].

Die zweite Möglichkeit der Fehlerlokalisierung und der in diesem Beitrag bevorzugte Ansatz berücksichtigt explizit die Vermeidung zusätzlicher Sensorik. Da bestimmte Subkomponenten nur in einem gewissen Zeitkorridor (z.B. in bestimmten Phasen des Umstellvorgangs einer Weiche) aktiv sind, kann genau diese Zeitabhängigkeit zu einer ersten Fehlerlokalisierung bzw. zum Ausschluss von Fehlkomponenten genutzt werden. Der Weichenverschluss ist bspw. nur zum Beginn bzw. zum Ende des Weichenumstellvorgangs tätig, so dass die Auswertung der Stromumlaufdaten der Weiche zu diesen Zeitintervallen einen Rückschluss auf den Zustand des Weichenverschlusses zulässt. Abweichungen in den einzelnen Umstellphasen bilden somit die Grundlage für die Diagnose. Aktuelle proprietäre Weichendiagnosesysteme berücksichtigen bereits teilweise das Konzept der phasenabhängigen Datenauswertung. Wie genau diese phasenabhängige Daten-segmentierung in die bisher beschriebene Datenverarbeitungskette (Teil 1 & 2) eingebaut werden kann, wird nachstehend näher beschrieben.

Von der Fehlerdetektion zur Ursachendiagnose

Zunächst werden sinnvolle Zeitintervalle (z.B. die Umstellphasen der Weiche) und die dazugehörigen Subkomponenten des überwachten Infrastrukturelements festgelegt. Für die so erzeugten Zeitintervalle werden geeignete, individuelle Merkmale extrahiert [1]. Die Merkmale aller Zeitintervalle werden zusammengefasst und auf die zwei Entscheidungskenngrößen, Hotelling Parameter (T^2) und Squared Prediction Error (SPE), abgebildet. Eine Aussage über den Gesamtzustand des überwachten Infrastrukturelements ist somit möglich. Auffälligkeiten und sich anbahnende Störungen können datengetrieben detektiert werden (Teil 2). Sobald sich eine Abweichung vom Normalzustand offenbart (Fehlerdetektion), wird ermittelt, welche Merkmale wesentlich zu dieser Abweichung beigetragen haben. Da die Merkmale selbst bestimmten Zeitintervallen und somit definierten Subkomponenten zugeordnet sind, ist im Idealfall eine Lokalisierung der Fehlerursachen möglich (Fehlerdiagnose). Das Vorgehen der Segmentierung ist in der Abb. 2 für die Weichendiagnose noch einmal illustriert. Folgende Schwierigkeiten können jedoch bei der praktischen Umsetzung auftreten. Die Abweichungen in einem Zeitintervall können die Folge von Änderungen in den vorangegangenen Zeitbereichen sein. So kann eine starre Einteilung der Zeitintervalle dazu führen, dass eine falsche Zuordnung erfolgt und somit falsche Fehlerursachen identifiziert werden. Diese Verschmierungsartefakte [5] können teilweise behoben werden, indem die Zeitintervalle nicht starr festgelegt, sondern dynamisch bei jedem neuen Weichenumlauf angepasst werden (Abb. 3). Solch eine dynamische Segmentierung wird unter anderem am Institut für Verkehrssystemtechnik weiterentwickelt, mit dem Ziel, noch zuverlässigere Diagnosealgorithmen für den Anwender bereitzustellen.

Alternativ können für die Diagnose auch überwachte Lernverfahren aus dem Bereich der Mustererkennung und des Data Minings angewendet werden. Diese Verfahren werden als „überwachtes Lernen“ bezeichnet, weil die Muster von vergangenen Ereignissen (Fehlfunktion) bekannt sind. Es gilt daher eine oder mehrere Zuordnungsvorschriften für die Merkmale zu finden, die das Muster anhand der Merkmalsausprägungen identifizieren. Der maschinelle Lernprozess ähnelt dem menschlichen. Als Kind wird uns gezeigt, was ein Hund, eine Katze, eine Kuh etc. ist. Wir selbst identifizieren die beschreibenden Merkmale und speichern diese. Wenn wir dann ein Tier sehen, gleichen

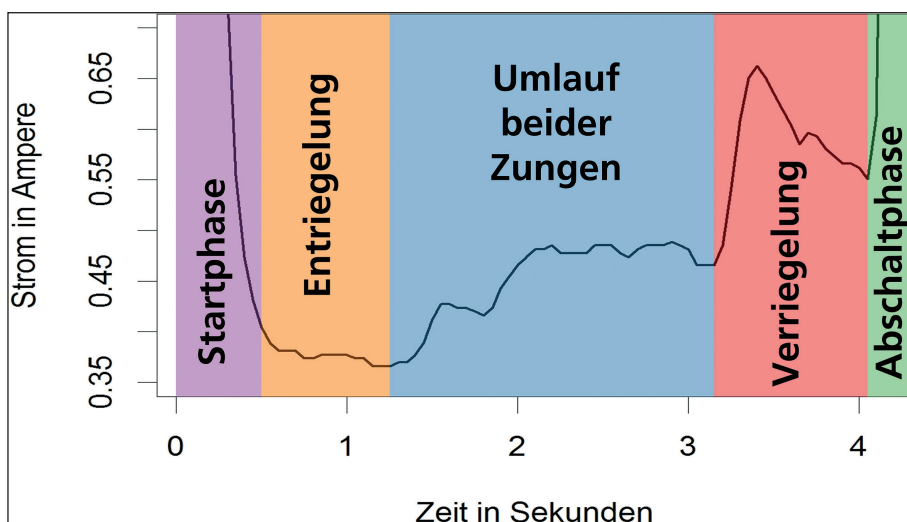


Abb. 2: Segmentierung der Stromumlaufdaten eines Weichenantriebs

wir die Merkmale ab und bestimmen die Art. Als Mensch sind wir gut darin, wenige optisch leicht zu separierende Merkmale für Zuordnungen zu nutzen. Doch wenn viele Merkmale aus Zahlen zugrunde liegen, ist uns die Rechentechnik überlegen, obwohl im Grunde der gleiche Prozess dahinter liegt. Es werden quasi Störungsursachen und Merkmale der Messdaten nebeneinander gelegt, um Algorithmen zu bilden, mit denen dann die Merkmale neuer Messdaten einer Störungsursache zugeordnet werden. Solche Algorithmen – sogenannte Klassifikationsverfahren – existieren in sehr vielfältiger Ausprägung, beispielsweise in Form künstlicher Neuronaler Netze, als Entscheidungsbäume oder als Stützvektorenmaschinen. Sie alle besitzen Vor- und Nachteile, die in der Literatur ausführlich dargestellt werden (z. B. in [6] oder [7]). Einige sind gut für den Menschen lesbar, andere benötigen wenig Speicherplatz oder Rechenaufwand und wieder andere eignen sich nur bei kleiner Merkmalsanzahl oder sind aufwändig zu parametrieren. Aber bei allen Verfahren muss der Anwender diese gut genug kennen, um das Verfahren zu wählen und zu parametrieren, welches zu seinem Problem und zu seiner Datenstruktur passt.

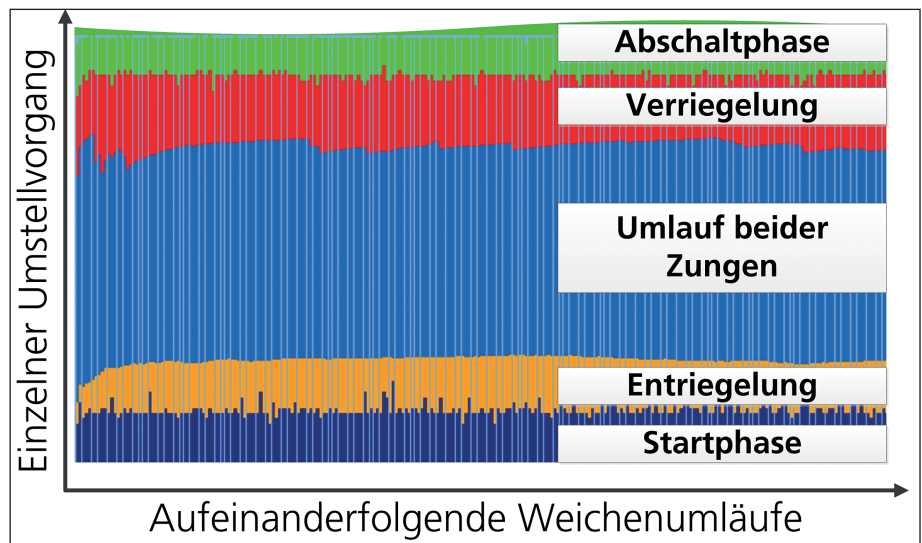


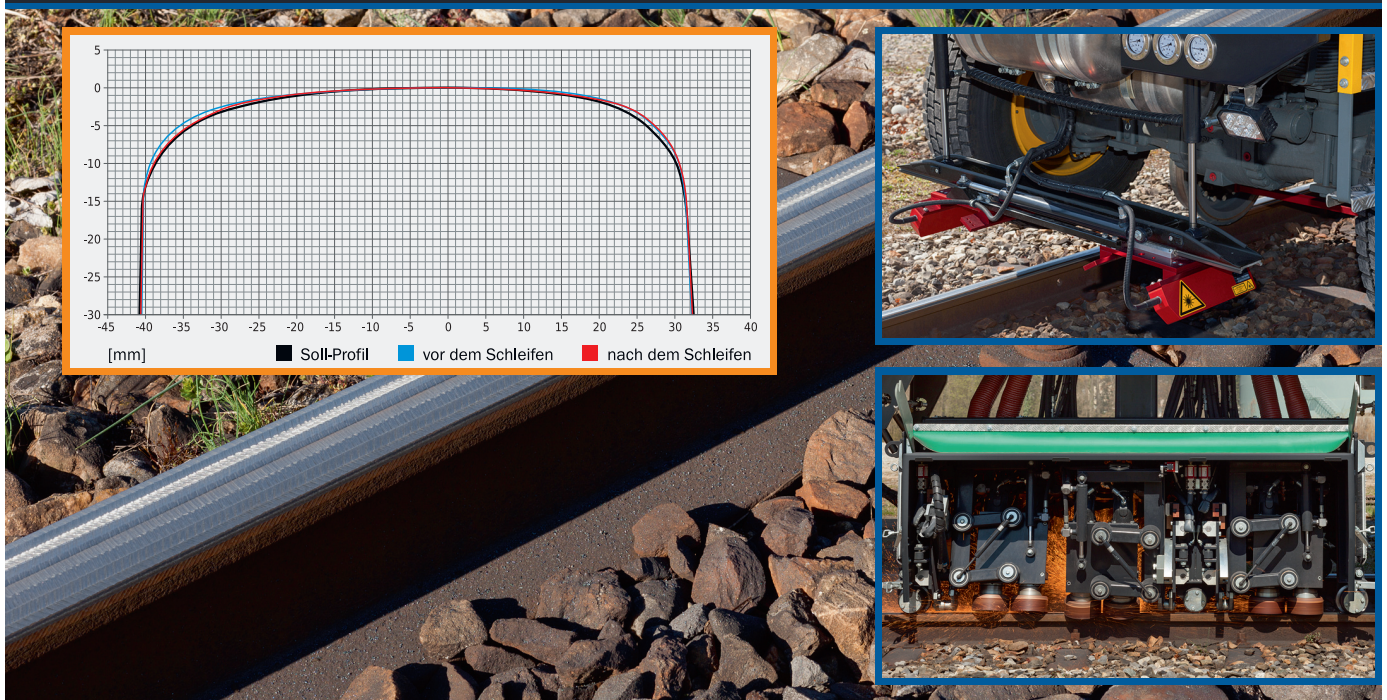
Abb. 3: Dynamische Segmentierung der Stromumlaufdaten

Deshalb ist sowohl Know-how zum Data Mining als auch Domänenexpertise zur Anlageninstandhaltung notwendig, um Diagnosealgorithmen zu entwickeln. Sollen nun überwachte Lernverfahren bei der datengetriebenen, zustandsabhängigen Instandhaltung angewendet werden, braucht es Störungen mit gut

dokumentierten Ursachen. Hierfür kann SAP die Grundlage bilden. Für Weichen der DB Netz AG sind darin Störungsursachen, wie etwa zugefahrene Isolierstöße, verbogene Spurstangen, mangelnde Gleitfähigkeit der Gleitstühle, blockierende Verschlüsse oder Fremdkörper dokumentiert. Nicht alle Ursachen für Störungen

Smart Grinding

Zustandsorientiertes Schienenschleifen für eine effiziente Instandhaltung



AUTECH

Autech AG • Wiesenweg 36 • CH-5102 Rupperswil • www.autech.ch
Fon +41 (0) 62 889 17 00 • Fax +41 (0) 62 889 17 01

34 Länder
1.250 Unternehmen
15.000 Triebfahrzeuge **3.000 Personen**



Die Marktübersicht **Europäische Bahnen** liefert Ihnen zum Bahnmarkt in Europa einen aktuellen Überblick.

Ihre Vorteile:

- Wettbewerbsvorteil gegenüber Wettbewerbern
- noch schnellere Handhabung mit der Web App
- bessere Entscheidungsfindung durch erstklassige Brancheninformationen

Jetzt bestellen:

Telefon: 040-237 14-440 | **Fax:** 040-237 14-450 | **E-Mail:** buch@dvvmedia.com
oder per Post an: DVV Media Group GmbH, Kundenservice, 74590 Blaufen

Preis: EUR 229,- (inkl. MwSt, zzgl. Versand) | **Sonderpreis für RBS-Abonnenten:** EUR 193,90 (inkl. MwSt, zzgl. Versand)

Bestellen Sie online unter www.eurailpress.de/eb5



**Eurail
press**

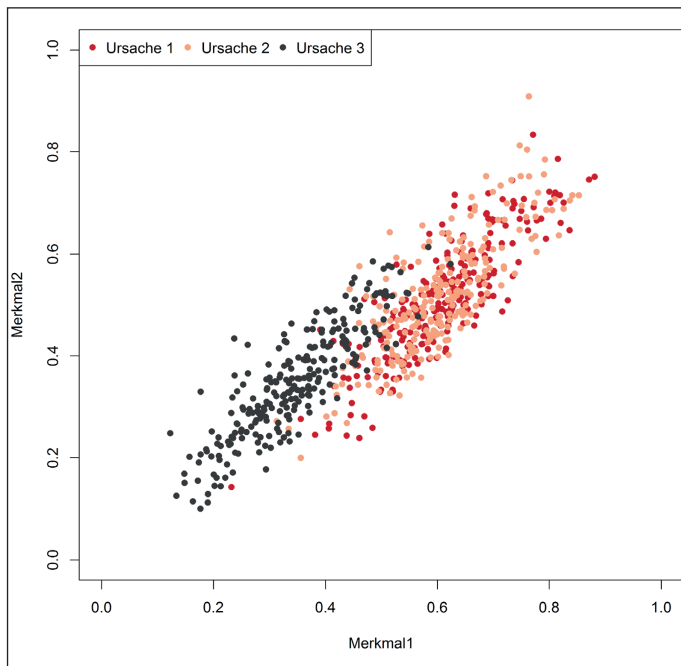


Abb. 4: Beispiel von Störungsursachen im zweidimensionalen, normierten Merkmalsraum

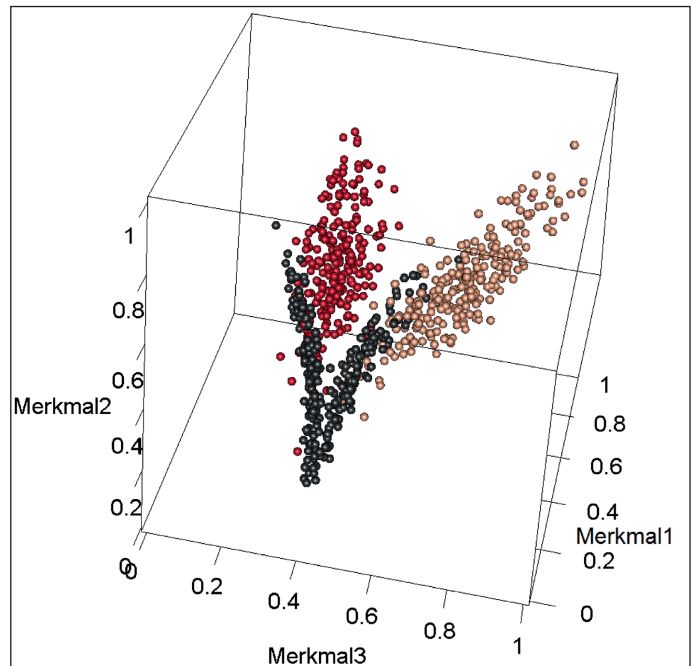


Abb. 5: Betrachtung von Störungsursachen im normierten Raum aus drei Merkmalen

lassen sich anhand der Stellstromdaten identifizieren. Daher muss die Datenbasis zunächst bereinigt werden, so dass nur die grundsätzlich messbaren Ursachen enthalten bleiben. Die verbleibenden Ursachen werden mit Stellstrommessungen bzw. den Merkmalen und weiteren externen Daten fusioniert. Jede Ursache bildet nun eine eigene Klasse, für die eine Zuordnungsvorschrift anhand der fusionierten Datenbasis gefunden werden muss. Da die Zahl der potenziell nutzbaren Klassifikationsverfahren sehr hoch ist, wird die fusionierte Datenbasis zunächst explorativ analysiert. Beispielsweise werden die Klassenverteilung, die Merkmalsvarianzen oder die Form von Klassengrenzen bestimmt, um möglichst erfolgversprechende Klassifikationsverfahren auszuwählen [8]. Die richtige Parametrierung eines Verfahrens wird dann meist in einer Breitensuche ermittelt [9].

In Teil 1 der Artikelserie wurde bereits exemplarisch dargestellt, wie die zwei Störungsklassen „Zungenschwergang“ und „Verschlussfehler“ mittels eines einzelnen Merkmals unterschieden werden. Dort wurden die Koeffizienten der Angle-Measure-Technik (AMT) aufsummiert, wodurch beide Ursachen leicht zu diagnostizieren waren (vgl. Abb. 3 in [1]). In den seltensten Fällen reicht jedoch ein Merkmal für die Diagnose aus, vor allem, da es mehrere Ursachen gibt. Darüber hinaus können die Grenzen zwischen den Klassen auch häufig nicht linear verlaufen. Abb. 4 zeigt einen Fall, bei dem zu erkennen ist, dass die drei dargestellten Ursachen nicht anhand von zwei

Merkmalen zu diagnostizieren sind. Erst durch ein weiteres Merkmal kann eine Zuordnungsvorschrift gebildet werden (Abb. 5). Computergestützt ist dies sogar relativ leicht, etwa mithilfe des Entscheidungsbaum-Algorithmus „SPRINT“ [10]. (Auch wenn ein Entscheidungsbaumverfahren wegen der Tendenz zur Überanpassung nicht das geeignetste Verfahren zur Diagnose vieler Ursachen bei vielen Merkmalen ist, wird es hier zugunsten der Lesbarkeit verwendet.) Der resultierende Entscheidungsbaum mit den Regeln zur Ursachenzuordnung ist in Abb. 6 dargestellt. Darin wird ein weiterer wichtiger Aspekt der automatischen Diagnose sichtbar – Fehlklassifikationen. Aufgrund von Messrauschen oder von unscharfen, fließenden Übergängen zwischen verschiedenen Klassen ist es selten möglich, eine perfekte Diagnose zu erreichen. Wie viele Fehldiagnosen tolerierbar sind, hängt von den technischen Möglichkeiten, der Akzeptanz der Instandhalter und von den Kosten einer Fehldiagnose ab. In der Regel wird deshalb der Erfolg eines Verfahrens mit bestimmten Metriken bewertet [11].

So leistungsfähig Data Mining und Mustererkennung auch sind, wenn die Datenqualität nicht gegeben ist, bleibt das Ziel unerreicht. Denn die überwachten Lernverfahren liefern zwar sehr genaue Ergebnisse, aber stützen sich nun mal darauf, dass die Zielklassen bekannt sind. In verschiedenen Anwendungsprojekten hat sich gezeigt, dass vor allem die Ursachendokumentation nicht immer die Mindestanforderungen erfüllt, um eine automati-

sche Diagnose praktisch umzusetzen. Die Dokumentation muss sich verbessern, durch eine technische Unterstützung und durch bessere organisatorische Rahmenbedingungen.

Bessere Planbarkeit der Instandhaltung durch Zustandsprognose

Es ist unstrittig, dass eine zuverlässige Zustandsdiagnose, wie sie in den vorhergehenden Abschnitten beschrieben wurde, dazu beitragen kann, das Instandhaltungsmanagement zu verbessern. Für eine optimale Planbarkeit von anstehenden Instandhaltungsmaßnahmen ist jedoch die Zustandsprognose unerlässlich. Zusätzlich zu der aktuellen Bewertung des Anlagenzustands erfolgt bei der Zustandsprognose eine Vorhersage der zukünftigen Degradation und der zu erwartenden Restnutzungsdauer der überwachten Infrastrukturelemente. Die RUL ist eine der zentralen Größen bei der Zustandsprognose. Sie kann Basis für die Durchführung und Priorisierung von Instandhaltungsmaßnahmen sein. Dies gelingt umso besser, je zuverlässiger die Berechnung der RUL erfolgt. Eine hochgenaue Vorhersage wird sich in der Praxis jedoch nicht realisieren lassen. Der Blick in die Zukunft bedingt, dass nicht alle etwaigen Randbedingungen und Einflussfaktoren bekannt sind [12]. Neben dem aktuellen Anlagenzustand können beispielsweise zukünftige Betriebsparameter (z. B. Achslasten) und Umweltbedingungen (z. B. Temperaturschwankungen) nicht mit absoluter Sicherheit angegeben werden. Die berechnete RUL ist somit

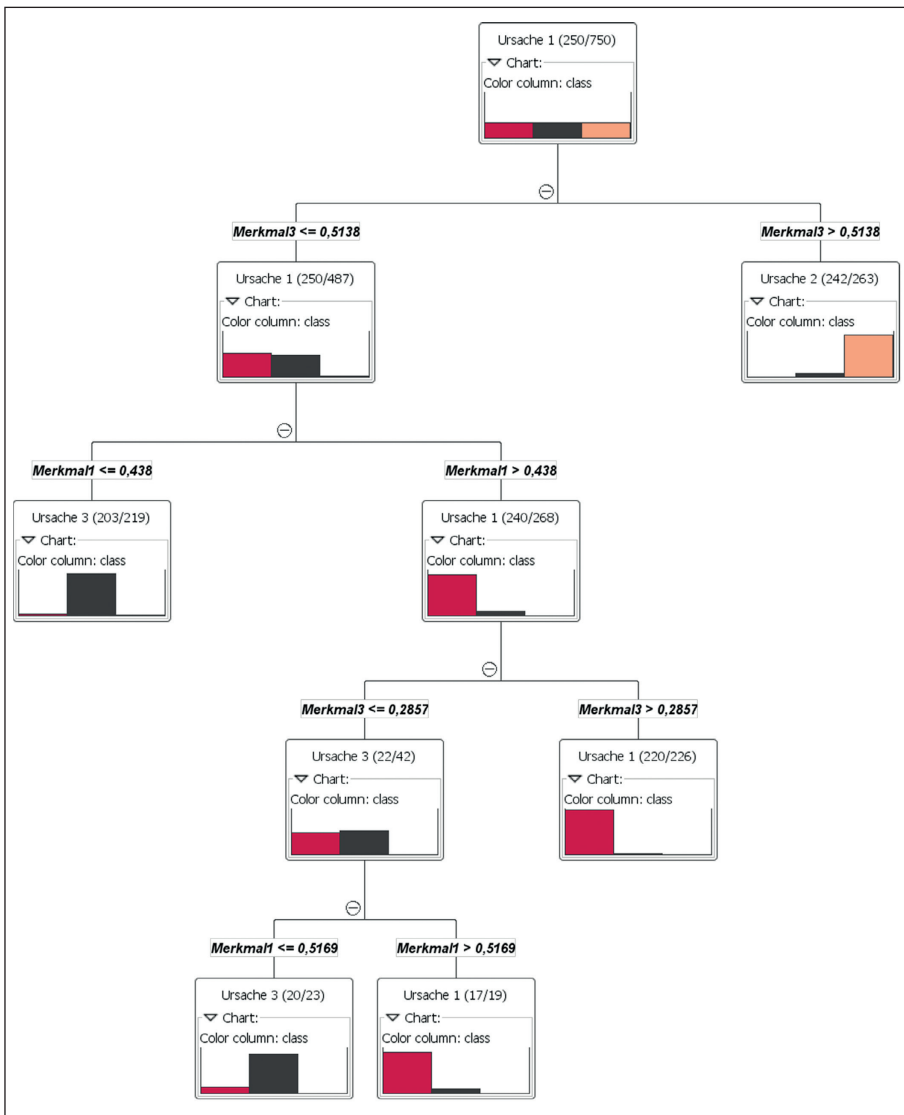


Abb. 6: Entscheidungsbaum zur Diagnose des Beispiels anhand der Merkmale

keine rein deterministische Größe, vielmehr lässt sie sich anhand von Schwankungsbereichen beschreiben. Eine häufig in der Praxis anzutreffende, algorithmische Umsetzung der notwendigen Extrapolation/Prädiktion basiert auf Kalman Filter Verfahren [13]. Diese bieten den entscheidenden Vorteil, dass die genannten Unsicherheiten bei der Extrapolation mit einbezogen werden können, Konfidenzgebiete (Schwankungsbereiche) der rechnergestützten Vorhersage sind, wie in Abb. 7 angedeutet, somit ermittelbar und können als Entscheidungsgrundlage des Instandhaltungsmanagements dienen.

Fazit

Die vorangegangenen Beiträge zeigten auf, wie sich anhand von Sensordaten informative Merkmale zum Zweck der Zustandsüberwachung von Infrastrukturelementen extrahieren und auf wenige, handhabbare Entscheidungsgrößen abbilden lassen. Eine datengetriebene Fehlerdetektion, also das automatisierte Erkennen von Auffälligkeiten, war somit bereits möglich. Der aktuelle Beitrag erweitert diese Wirkungskette, indem er zusätzlich die Fehlerlokalisierung adressiert. Erst somit ist eine Zustandsdiagnose der überwachten Infrastrukturelemente gegeben. Durch das automatisierte Erkennen von fehlerhaften (Sub-)Komponenten ist eine nutzbringende, datengetriebene Unterstützung bei den Instandhaltungsmaßnahmen zu erwarten. Hierzu wurde neben der zeitabhängigen Einteilung von Sensordaten das Verfahren des überwachten Lernens vorgestellt. Das prinzipielle Vorgehen wurde beschrieben und die Grundvoraussetzungen für eine erfolgreiche Umsetzung in die Praxis angesprochen. Aufbauend auf der Zustandsdiagnose erschließt die Zustandsprognose weitere Optimierungsmöglichkeiten. Anhand der Vorhersage von zukünftigen Zustandsentwicklungen der überwachten Infrastrukturelemente werden Instandhaltungsmaßnahmen besser planbar. Eine Reduktion von meist teuren Sofortmaßnahmen kann die Wettbewerbsfähigkeit des Verkehrsträgers Schiene stärken. Denn weniger Verspätungsminuten bedeuten geringere Kosten für den Eisenbahninfrastrukturbetreiber und mehr Komfort für den Reisenden. Aus diesem Grund entwickelt das Institut für Verkehrssystemtechnik die Algorithmen zur Zustandsdiagnose und -prognose weiter, erproben diese unter realitätsnahen Bedingungen im Weichentestfeld von DB Training und unterstützen die Migration dieser Techniken in die praktische Anwendung als Innovationsbegleiter von Infrastrukturbetreibern.

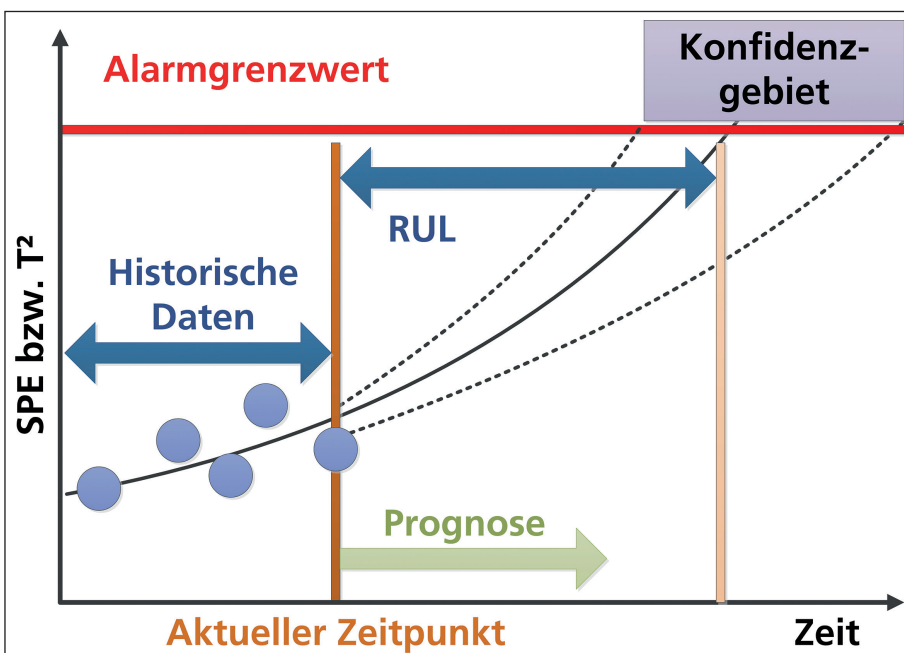


Abb. 7: Prognose der Restnutzungsdauer (RUL) einschließlich der verbundenen Unsicherheit

LITERATUR

- [1] Schenkendorf, R.; Böhm, T.: Aspekte einer datengetriebenen zustandsabhängigen Instandhaltung: (Teil 1) Informativ Merkmalsextraktion als Basis einer zuverlässigen Zustandsdiagnose, EI – Der Eisenbahningenieur 11|2014, S. 14–18
- [2] Schenkendorf, R.; Böhm, T.: Aspekte einer datengetriebenen zustandsabhängigen Instandhaltung: (Teil 2) Vom Merkmal zur Fehlerdetektion, EI – Der Eisenbahningenieur 11|2015, S. 21–25
- [3] „Plant Asset Management (PAM) in der Prozessindustrie – Definition, Modell, Aufgabe, Nutzen,“ Berlin.
- [4] Gutsche, K.; Böhm, T.: Diagnose und Prognose zur erfolgreichen Bewirtschaftung von Eisenbahnanlagen, Signal + Draht 05|2011, S. 30–34
- [5] Qin, S. J.: Statistical process monitoring: basics and beyond, Journal of Chemometrics, pp. 480–502, 2003
- [6] Maimon, O.; Rokach, L. (Hrsg.): Data Mining and Knowledge Discovery Handbook, 2. ed. Hrsg., Boston, MA: Springer Science+Business Media LLC, 2010

- [7] Petersohn, H.: Data Mining: Verfahren, Prozesse, Anwendungsarchitektur, Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2005
- [8] Duda, R. O.; Hart, P. E.; Stork, D. G.: Pattern Classification, 2. Aufl. Hrsg., s.l.: Wiley-Interscience, 2012, p. 680
- [9] Min, J. H.; Lee, Y.-C.: Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters, Expert Systems with Applications, Bd. 28, Nr. 4, pp. 603–614, 2005
- [10] Shafer, J. C.; Agrawal, R.; Mehta, M.: SPRINT: A Scalable Parallel Classifier for Data Mining, San Francisco, CA, USA, Morgan Kaufmann, 1996, pp. 544–555
- [11] Ferri, C.; Hernández-Orallo, J.; Modroiu, R.: An experimental comparison of performance measures for classification, Pattern Recognition Letters, Bd. 30, Nr. 1, pp. 27–38, 2009
- [12] Sankararaman, S.; Goebel, K.: Why is the Remaining Useful Life Prediction Uncertain, in Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society, 2013
- [13] Köhler, B.-U.: Konzepte der statistischen Signalverarbeitung, Springer, 2005



Dr.-Ing. René Schenkendorf
rene.schenkendorf@dlr.de



Dipl.-Ing.-Inf. Thomas Böhm
Gruppenleiter
Life Cycle Management
thomas.boehm@dlr.de

beide Autoren
Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V.
Institut für Verkehrssystemtechnik
Abteilung Bahnsysteme, Braunschweig

Zusammenfassung

Aspekte einer datengetriebenen, zustandsabhängigen Instandhaltung

Aufbauend auf den zwei vorangegangenen Beiträgen zum Thema der datengetriebenen, zustandsabhängigen Instandhaltung in EI 11|14 und 03|15, vollzieht der vorliegende Beitrag mit der Diagnose und Prognose die letzten Schritte einer kontinuierlichen Überwachung von Infrastrukturelementen. Die so erzielte Fehlerursachenbestimmung als auch die bessere Planbarkeit von Instandhaltungsmaßnahmen können den Verkehrsträger Schiene in seiner Wettbewerbsfähigkeit wirkungsvoll stärken. Daher werden neben dem prinzipiellen Vorgehen auch Grundvoraussetzungen für eine erfolgreiche Umsetzung in die Praxis angesprochen.

Summary

Aspects of data driven, condition based maintenance

Building on the two previous contributions to the subject of data driven, condition based maintenance in EI 11/14 and 03/15, the present article fulfils the last steps to a continuous supervision of infrastructure elements by diagnosis and forecasts. Causes of failures are detected in this way and it becomes easier to plan maintenance measures, which may lead to an effective strengthening of rail as a mode of transport in its competitive position. This leads from the procedure to follow in principle to mentioning the basic preliminary conditions for implementation in practical terms.



**Bewährte Qualität.
Starke Verbindung.**

Bau . Dienstleistung . Innovation . Betrieb
www.max-boegl.de



MAX BÖGL

Fortschritt baut man aus Ideen.

FFB – Feste Fahrbahn Bögl . FFB TS – Feste Fahrbahn Bögl Weiche
LRB – Light Rail Bögl . LRB TS – Light Rail Bögl Weiche
BÜB – Bahnübergang Bögl . BSB – Betonschwelle Bögl
MGB – Fahrwegträger für Magnetschwebbahnen

Postfach 11 20 · 92301 Neumarkt
Telefon +49 9181 909-0
Telefax +49 9181 905061
info@max-boegl.de